华泰证券 HUATAI SECURITIES

金工研究/深度研究

2019年03月13日

林晓明 执业证书编号：S0570516010001
研究员 0755-82080134
linxiaoming@htsc.com

陈烨 执业证书编号：S0570518080004
研究员 010-56793942
chenye@htsc.com

李子钰 0755-23987436
联系人 liziyu@htsc.com

何康
联系人 hekang@htsc.com

相关研究

1《金工：Smart Beta：乘风破浪趁此时》2019.02
2《金工：再论时序交叉验证对抗过拟合》2019.02
3《金工：人工智能选股之卷积神经网络》2019.02

人工智能选股之数据标注方法实证

华泰人工智能系列之十七

本文测试了多种数据标注方法以及集成模型，XGBR-Combine 表现最好

将机器学习运用于多因子选股时，不同的数据标注结果(数据标签)会使得模型得出不同的训练和预测结果。本文使用随机数种子+多次测试的手段，研究对比了分类和回归、使用夏普比率作为标签、使用信息比率作为标签以及使用 Calmar 比率作为标签的方法，回测表现整体符合预期。最后，我们将不同数据标注方法训练的模型进行等权集成得到模型 XGBR-Combine，该模型在回测中表现最为全面。

本文使用了随机数种子+多次测试的方法来验证数据标注方法的有效性

在机器学习模型的训练过程中，会有各种各样的步骤给模型带来随机性，如果本文仅对一系列数据标注方法进行单次测试，那么所得出的结果未必具有说服力。此时有必要进行多次对比测试来获得统计意义上的“确定结果”。在多次测试中，可以对模型设置不同的随机数种子，使得每次测试中模型的预测都有一定差别，最后我们统计对比模型构建策略的相应指标的分布情况，就能得到更具有说服力的结果。

本文对比了 XGBoost 分类和回归的测试结果，回归整体表现更好

本文对比了全 A 股票池中，XGBoost 分类(XGBC)和回归(XGBR)的选股效果。单因子回归和 IC 测试中，XGBR 只在 RankIC 均值上稍低于 XGBC，其他指标表现都比 XGBC 要好。单因子分层测试的 TOP 组合中 XGBC 和 XGBR 的各项回测指标比较接近。本文还构建了相对于中证 500 的行业、市值中性全 A 选股策略并进行回测，XGBR 相比 XGBC 在信息比率上有稳定优势。在其他指标上，XGBR 和 XGBC 的表现不相上下。整体来看，XGBoost 回归的表现更好。

本文还测试了另外三种数据标注方法，回测表现整体符合预期

本文还在全 A 股票池中测试了另外三种数据标注方法，使用夏普比率作为标签的模型(XGBR-Sharpe)，使用信息比率作为标签的模型(XGBR-IR)以及使用 Calmar 比率作为标签的模型(XGBR-Calmar)。整体来看，在对应的测试中，XGBR-Sharpe 比 XGBR 的夏普比率更高，XGBR-IR 比 XGBR 的信息比率更高，XGBR-Calmar 比 XGBR 的 Calmar 比率更高。三种数据标注方法的回测表现和它们各自所设定的学习目标相匹配，结果整体符合预期。

本文将不同数据标注方法训练的模型进行等权集成，回测表现最为全面

机器学习领域中可以采用模型等权集成的方式以充分体现不同模型的优点。我们将 XGBR，XGBR-IR，XGBR-Calmar 三个模型集成得到 XGBR-Combine 并构建了相对于中证 500 的行业、市值中性全 A 选股策略，回测结果中，XGBR-Combine 综合了三个基模型的优点，在年化超额收益率(14.74%~18.22%)、信息比率(2.28~3.39)上都表现最好，在超额收益最大回撤(3.83%~8.79%)、Calmar 比率(2.13~3.87)上也有不错的表现。同时，XGBR-Combine 的以上 4 个回测指标的标准差都比较小，说明其在多次测试中受随机性的干扰程度最小，表现最为稳定。

风险提示：通过人工智能模型构建的选股策略是历史经验的总结，存在失效的可能。人工智能模型可解释程度较低，使用须谨慎。

正文目录

图表目录

本文研究导读

机器学习主要分为监督学习(supervised learning)和无监督学习(unsupervised learning)。而在监督学习中，如何为训练样本进行数据标注(data labeling)是一个非常重要的话题。由于数据标注的结果(数据标签)会直接作用于监督学习的目标函数(objective function)，不同的数据标注方法会使得监督学习得出不同的训练和预测结果。结合机器学习在多因子选股中的运用，本文将列出各种数据标注方法并进行系统的测试。本文将主要关注以下问题：

1. 在将机器学习运用到多因子选股中时，有哪些数据标注方法？

2. 如何验证各种数据标注方法的有效性？

3. 各种数据标注方法在选股中的测试效果如何？是否与它们各自所设定的学习目标相匹配？

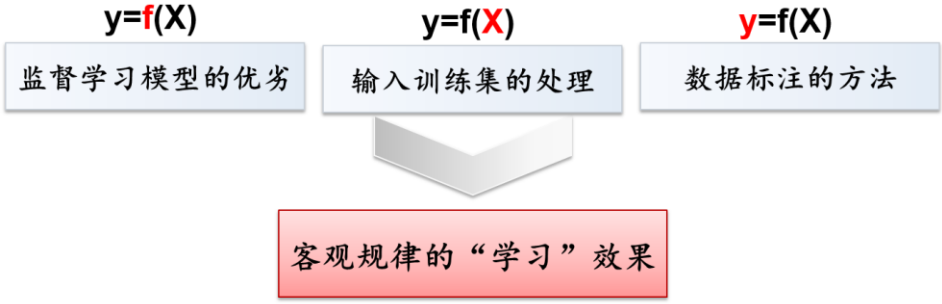
4. 如何综合利用各种数据标注方法的优点以达到更好的回测效果？

数据标注简介和数据标注的方法

监督学习和数据标注

在机器学习领域，监督学习是指利用一组带标签的数据，学习从输入特征 X 到标签 y 的映射 y=f(X)，然后将这种映射关系 f 应用到未知数据，达到预测未知数据标签的目的。其中，生成带标签数据的过程就是数据标注。监督学习研究中主要有三个不同的侧重点，图表 1 里左侧主要研究和对比不同监督学习模型的优劣，是本系列之前多篇报告中着重探讨的话题；图表 1 里中间部分主要研究输入训练集的处理，对应本系列报告《人工智能选股之特征选择》；图表 1 里右侧主要研究数据标注的方法，这在本系列报告《人工智能选股之损失函数的改进》中有过一定研究，本文将专门对监督学习中数据标注的方法进行深入全面的探讨。

图表1： 监督学习的不同侧重点



资料来源：华泰证券研究所

机器学习多因子选股中的数据标注方法

由上一节的介绍可以看出，数据标注在监督学习流程中往往是一个比较简单的步骤，但由于其直接与模型的输出和目标函数相关，所以会对监督学习的结果造成较大影响。另外，数据标注方法和具体的应用领域也有很大关系，本节将介绍将机器学习应用于多因子选股时的数据标注方法。

分类和回归

《统计学习方法》中对分类和回归的定义为：
标签(y)为连续变量的预测问题是回归问题。
标签(y)为有限个离散变量的预测问题为分类问题。
在实际的回归应用中，由于数据量有限，标签 y 不可能严格连续，但标签 y 往往会有很多取值(成百上千甚至更多)，因此依然可以视为回归问题。对于分类问题，最常见的是二分类问题(y 只有两种取值)，因此本文只讨论二分类问题。我们将通过一个简单的例子来形象展示分类和回归的区别。

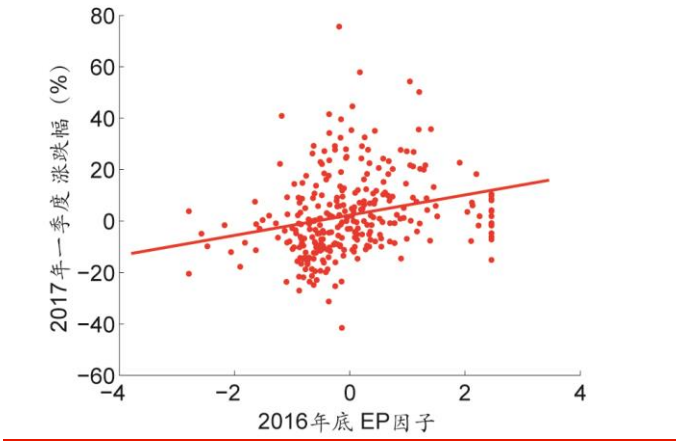
线性回归(linear regression)是最简单常用的回归模型，可以使用它来拟合股票市盈率因子和收益率的关系。我们选取沪深 300 成分股 2016 年底的市盈率以及 2017 年一季度涨跌幅。对市盈率 TTM 取倒数，进行中位数去极值和标准化处理，得到 EP 因子。如图表 2 所示，线性回归可以较好地拟合输入特征 x_1(EP 因子)和标签 y(涨跌幅)的关系，图中的直线对应于线性回归模型$y = w_0 + w_1 x_1$，其中系数的估计量$\hat{w}_0 = 2.32$，$\hat{w}_1 = 3.03$。在这个例子中，模型拟合的标签是股票的涨跌幅。

另一种情况是，我们并不想预测股票未来具体的涨跌幅，而是希望预测股票未来会上涨还是下跌。换言之，我们面对的是“分类”问题，而非“回归”问题。此时可以使用逻辑回归(logistic regression)，尽管其名字中包含回归二字，却是解决分类问题常用的机器学习方法。例如，我们希望用股票的市盈率预测涨跌情况，选取沪深 300 成分股 2017 年一季度的涨跌幅排名前 50 名和后 50 名的个股，计算 2016 年底的市盈率 EP 因子，将涨幅前 50 的个股定义为类别$y = 1$(图表 3 中的红色样本)，跌幅前 50 的个股定义为类别$y = 0$(图表 3 中的蓝色样本)。然后就可以使用下面的逻辑回归模型进行拟合。

$$P(x_1)=\frac{e^{w_0+w_1x_1}}{1+e^{w_0+w_1x_1}}$$

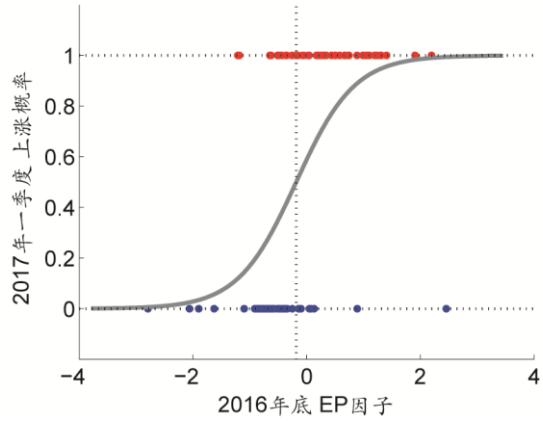
通过极大似然估计方法求得参数$\hat{w}_0=1.95$，$\hat{w}_1=0.36$。拟合结果如图表 3 的曲线所示，曲线上的每个点表示某个 EP 因子 x1 对应的上涨概率$P(x_1)$。当 x1 取极大的数时，上涨概率$P(x_1)$趋向于 1；当 x1 取极小的数时，上涨概率$P(x_1)$趋向于 0。

图表2： 市盈率 EP 因子和股票涨跌幅的线性回归模型



资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表3： 市盈率 EP 因子和股票涨跌的逻辑回归模型



资料来源：Wind，华泰证券研究所

承接上面的例子，在图表 4 中，我们总结了机器学习运用于多因子选股时，回归和二分类的对比。

图表4： 机器学习运用于多因子选股时回归和二分类的对比

	回归	二分类
数据标注方法	每个时间截面上，使用标准化后的股票收益率作为标签	每个时间截面上，对股票收益率进行排序，取一定比例排名靠前的股票标记为“涨”，一定比例排名靠后的股票标记为“跌”
标签的特性	标准化后的股票收益率保留了收益率的排序信息，信息损失较小	标签只有“涨”和“跌”两种取值，信息损失较大
目标函数	最小均方差损失函数	交叉熵损失函数
预测方法	将样本外数据输入模型，直接将模型输出作为预测值	将样本外数据输入模型，使用模型输出的分类概率作为预测值

资料来源：华泰证券研究所

更多数据标注方法

在将机器学习运用于多因子选股时，除了使用股票收益率作为标签，还可以使用一些能综合体现股票收益、回撤以及波动的指标来给股票样本打标签，本文将测试以下三种数据标注方法：

1. 使用个股的夏普比率进行数据标注。假设个股在第 t 截面期的复权收盘价为P_t，第 t+1 截面期的复权收盘价为P_{t+1}，在这两个截面期之间的日度收益率标准差为σ_1，则个股的夏普比率定义为下式。

$$Sharpe=(\frac{P_{t+1}}{P_t}-1)/\sigma_1$$

为了简单起见，我们没有在上式中加入无风险收益率。该指标反映了个股的收益波动比，通过该指标给个股打标签，我们希望机器学习模型通过训练能选出具有较高收益波动比的股票。

2. 使用个股的信息比率进行数据标注。假设个股在第 t 截面期的复权收盘价为P_t，第 t+1 截面期的复权收盘价为P_{t+1}，业绩比较基准(本文中为中证 500)的第 t 截面期的复权收盘价为B_t，第 t+1 截面期的复权收盘价为B_{t+1}，在这两个截面期之间个股的日度超额收益率标准差为σ_2，则个股的信息比率定义为下式。

$$IR = (\frac{P_{t+1}}{P_t} - \frac{B_{t+1}}{B_t})/\sigma_2$$

该指标反映了个股的超额收益和跟踪误差之比，通过该指标给个股打标签，我们希望机器学习模型通过训练能选出具有较高信息比率的股票。

3. 使用个股的 Calmar 比率进行数据标注。本文计算的是超额收益的 Calmar 比率。假设个股在第 t 截面期的复权收盘价为P_t，第 t+1 截面期的复权收盘价为P_{t+1}，业绩比较基准(本文中为中证 500)的第 t 截面期的复权收盘价为B_t，第 t+1 截面期的复权收盘价为B_{t+1}，在这两个截面期之间个股的超额收益最大回撤为$MaxDD$，则个股的 Calmar 比率定义为下式。

$$Calmar = (\frac{P_{t+1}}{P_t} - \frac{B_{t+1}}{B_t})/MaxDD$$

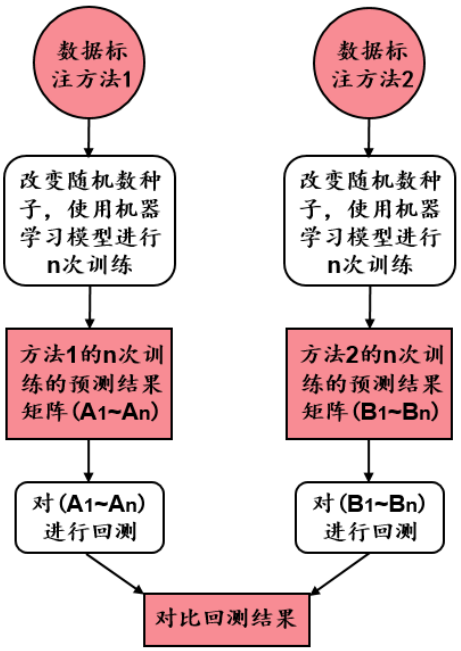
该指标反映了个股的超额收益和超额收益最大回撤之比，通过该指标给个股打标签，我们希望机器学习模型通过训练能选出具有较高 Calmar 比率的股票。

如何验证数据标注方法的有效性？随机数种子+多次测试

在机器学习模型的训练过程中，会有各种各样的步骤给模型带来随机性。比如对 XGBoost 进行训练时，会对数据和特征进行随机采样；对神经网络进行训练时，会随机初始化网络权重。这些随机性使得模型的预测结果出现不确定性。人们为了避免这种不确定性，使得同一模型每次训练得出的结果完全相同，会设置一个固定的随机数种子(random seed)。

对于本文要对比的一系列数据标注方法来说，单次测试所得出的结果未必具有说服力。比如我们想要对比使用收益率打标签和使用夏普比率打标签的测试结果，经过单次测试之后，发现使用夏普比率的模型构建的策略夏普比率更高，然而这有可能是因为机器学习模型内部的随机性并叠加上金融市场的随机性所得出的“随机结果”，此时就有必要进行多次对比测试来获得统计意义上的“确定结果”。在多次测试中，可以对模型设置不同的随机数种子，使得每次测试中模型的预测都有一定差别，最后我们统计两种对比模型构建策略的夏普比率的分布情况，从而得到更具有说服力的结果。图表 5 展示了随机数种子+多次测试流程图。

图表5： 随机数种子+多次测试流程图

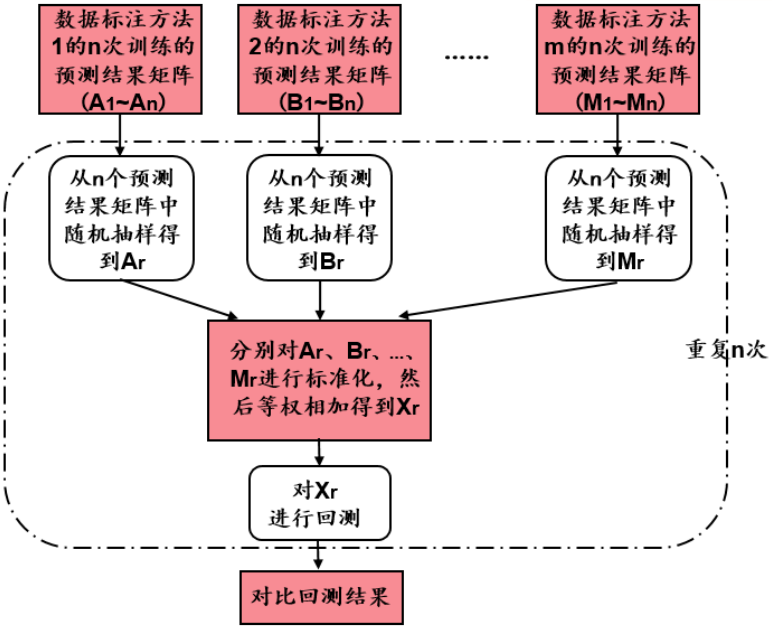


资料来源：华泰证券研究所

不同数据标注方法训练所得模型的集成

对比多种数据标注方法训练所得模型的回测结果，不同的模型可能在不同的回测指标上有一定优势。为了充分利用不同模型的优点，模型的等权集成是一种常用的方法。本文将借鉴上一节的多次测试的思想，使用模型之间的随机组合来测试模型等权集成的效果。图表 6 展示了对多种数据标注方法预测结果进行集成的测试流程。

图表6： 对多种数据标注方法预测结果进行集成的测试流程图

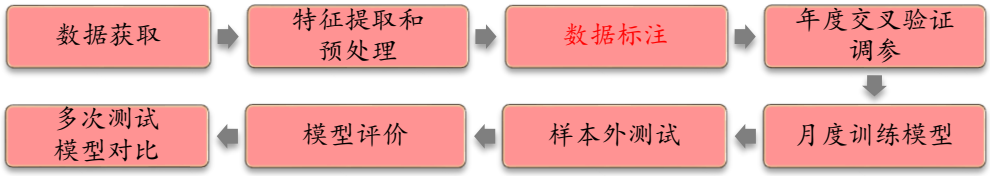


资料来源：华泰证券研究所

数据标注方法测试流程

测试流程

图表7： 数据标注方法测试流程示意图



资料来源：华泰证券研究所

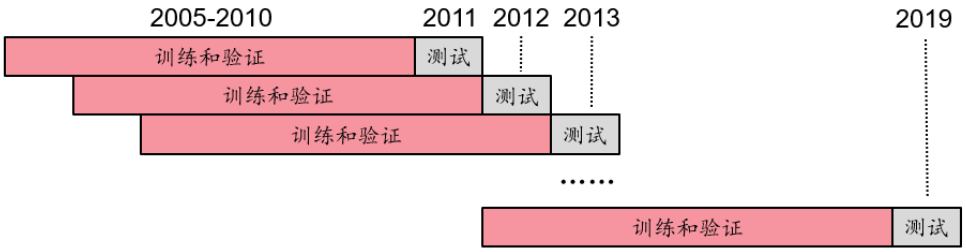
本文使用前期报告中表现优秀的 XGBoost 模型进行测试，测试流程包含如下步骤：

1. 数据获取：
   1) 股票池：全 A 股。剔除 ST 股票，剔除每个截面期下一交易日停牌的股票，剔除上市 3 个月内的股票，每只股票视作一个样本。
   2) 回测区间：2011 年 1 月 31 日至 2019 年 2 月 28 日。
2. 特征提取和预处理：
   1) 每个自然月的最后一个交易日，计算 82 个因子暴露度，作为样本的原始特征，因子池如图表 10 和图表 11 所示。
   2) 中位数去极值：设第 T 期某因子在所有个股上的暴露度序列为D_i，D_M为该序列中位数，D_{M1}为序列$|D_i - D_M|$的中位数，则将序列D_i中所有大于$D_M + 5D_{M1}$的数重设为$D_M + 5D_{M1}$，将序列D_i中所有小于$D_M - 5D_{M1}$的数重设为$D_M - 5D_{M1}$；
   3) 缺失值处理：得到新的因子暴露度序列后，将因子暴露度缺失的地方设为中信一级行业相同个股的平均值；
   4) 行业市值中性化：将填充缺失值后的因子暴露度对行业哑变量和取对数后的市值做线性回归，取残差作为新的因子暴露度；
   5) 标准化：将中性化处理后的因子暴露度序列减去其现在的均值、除以其标准差，得到一个新的近似服从 N(0, 1)分布的序列。
3. 数据标注：该步骤是本文的着重步骤，主要使用以下数据标注方法：
   1) 分类：每个时间截面上，对股票收益率进行降序排序，取排名前三分之一的股票标记为 1，排名后三分之一的股票标记为 0。
   2) 回归：每个月末截面上，使用标准化后的下个月股票超额收益率(相对中证 500)作为标签，为了方便和分类进行对比，按标签取值进行降序排序，选取排前三分之一和后三分之一的样本。
   3) 夏普比率：每个月末截面上，使用标准化后的下个月股票夏普比率作为标签，为了方便和(2)中的回归进行对比，按标签取值进行降序排序，选取排前三分之一和后三分之一的样本。
   4) 信息比率：每个月末截面上，使用标准化后的下个月股票信息比率(相对中证 500)作为标签，为了方便和(2)中的回归进行对比，按标签取值进行降序排序，选取排前三分之一和后三分之一的样本。
   5) Calmar 比率：每个月末截面上，使用标准化后的下个月股票 Calmar 比率作为标签，为了方便和(2)中的回归进行对比，按标签取值进行降序排序，选取排前三分之一和后三分之一的样本。
4. 年度交叉验证调参：由于交叉验证调参的时间开销较大，本文采用年度交叉验证调参的方式。全体数据共分为九个阶段，如图表 8 所示。例如在选择 2011 年最优参数时，将 2005-2010 年共 72 个月数据合并作为样本内数据集；在选择第 N 年最优超参数时，将 N-6 至 N-1 年的 72 个月合并作为样本内数据。使用时序交叉验证的方式确定第 N 年模型的最优超参数。

Annual tuning of hyper-parameter
Monthly training based on above.

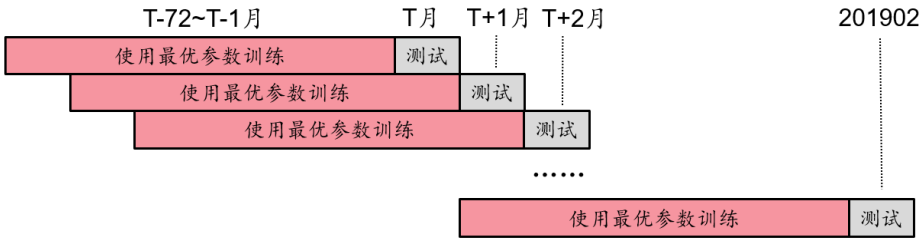
5. 月度训练模型：如图表 9 所示，当第 N 年的最优超参数确定之后，对于其中的某个月份 T 月来说，将 T-72 至 T-1 月的 72 个月合并作为样本内数据集，使用第 N 年的最优超参数训练模型。
6. 样本外测试：确定最优参数后，以 T 月末截面期所有样本预处理后的特征作为模型的输入，得到每个样本的预测值 f(x)。将预测值视作合成后的因子。
7. 模型评价：我们以模型合成因子的单因子测试结果和构建选股策略的结果作为模型评价标准。
8. 模型对比：对于每种数据标注方法，重复 100 次步骤 5~7，每次训练模型设置不同的随机数种子(random seed)，形成 100 组测试结果，统计模型评价指标的分布情况，进行模型对比。

图表8： 年度交叉验证调参示意图



资料来源：华泰证券研究所

图表9： 月度滚动训练示意图



资料来源：华泰证券研究所

图表10： 选股模型中涉及的全部因子及其描述(表 1)

大类因子	具体因子	因子描述
估值	EP	净利润(TTM)/总市值
估值	EPcut	扣除非经常性损益后净利润(TTM)/总市值
估值	BP	净资产/总市值
估值	SP	营业收入(TTM)/总市值
估值	NCFP	净现金流(TTM)/总市值
估值	OCFP	经营性现金流(TTM)/总市值
估值	DP	近 12 个月现金红利(按除息日计)/总市值
估值	G/PE	净利润(TTM)同比增长率/PE_TTM
成长	Sales_G_q	营业收入(最新财报，YTD)同比增长率
成长	Profit_G_q	净利润(最新财报，YTD)同比增长率
成长	OCF_G_q	经营性现金流(最新财报，YTD)同比增长率
成长	ROE_G_q	ROE(最新财报，YTD)同比增长率
财务质量	ROE_q	ROE(最新财报，YTD)
财务质量	ROE_ttm	ROE(最新财报，TTM)
财务质量	ROA_q	ROA(最新财报，YTD)
财务质量	ROA_ttm	ROA(最新财报，TTM)
财务质量	grossprofitmargin_q	毛利率(最新财报，YTD)
财务质量	grossprofitmargin_ttm	毛利率(最新财报，TTM)
财务质量	profitmargin_q	扣除非经常性损益后净利润率(最新财报，YTD)
财务质量	profitmargin_ttm	扣除非经常性损益后净利润率(最新财报，TTM)
财务质量	assetturnover_q	资产周转率(最新财报，YTD)
财务质量	assetturnover_ttm	资产周转率(最新财报，TTM)
财务质量	operationcashflowratio_q	经营性现金流/净利润(最新财报，YTD)
财务质量	operationcashflowratio_ttm	经营性现金流/净利润(最新财报，TTM)
杠杆	financial_leverage	总资产/净资产
杠杆	debtequityratio	非流动负债/净资产
杠杆	cashratio	现金比率
杠杆	currentratio	流动比率
市值	ln_capital	总市值取对数
动量反转	HAlpha	个股 60 个月收益与上证综指回归的截距项
动量反转	return_Nm	个股最近 N 个月收益率，N=1，3，6，12
动量反转	wgt_return_Nm	个股最近 N 个月内用每日换手率乘以每日收益率求算术平均值，N=1，3，6，12
动量反转	exp_wgt_return_Nm	个股最近 N 个月内用每日换手率乘以函数 exp(-x_i/N/4)再乘以每日收益率求算术平均值，x_i 为该日距离截面日的交易日的个数，N=1，3，6，12
波动率	std_FF3factor_Nm	特质波动率——个股最近 N 个月内用日频收益率对 Fama French 三因子回归的残差的标准差，N=1，3，6，12
波动率	std_Nm	个股最近 N 个月的日收益率序列标准差，N=1，3，6，12
股价	ln_price	股价取对数
beta	beta	个股 60 个月收益与上证综指回归的 beta
换手率	turn_Nm	个股最近 N 个月内日均换手率(剔除停牌、涨跌停的交易日)，N=1，3，6，12
换手率	bias_turn_Nm	个股最近 N 个月内日均换手率除以最近 2 年内日均换手率(剔除停牌、涨跌停的交易日)再减去 1，N=1，3，6，12

资料来源：Wind，华泰证券研究所

图表11： 选股模型中涉及的全部因子及其描述(表 2)

大类因子	具体因子	因子描述
一致预期	rating_average	wind 评级的平均值
一致预期	rating_change	wind 评级(上调家数-下调家数)/总数
一致预期	rating_targetprice	wind 一致目标价/现价-1
一致预期	CON_EP	朝阳永续一致预期 EP
一致预期	CON_EP_REL	朝阳永续一致预期 EP 季度环比
一致预期	CON_BP	朝阳永续一致预期 EP
一致预期	CON_BP_REL	朝阳永续一致预期 EP 季度环比
一致预期	CON_GPE	朝阳永续一致预期 GPE
一致预期	CON_GPE_REL	朝阳永续一致预期 GPE 季度环比
一致预期	CON_ROE	朝阳永续一致预期 ROE
一致预期	CON_ROE_REL	朝阳永续一致预期 ROE 季度环比
一致预期	CON_EPS	朝阳永续一致预期 EPS
一致预期	CON_EPS_REL	朝阳永续一致预期 EPS 季度环比
一致预期	CON_NP	朝阳永续一致预期归母净利润
一致预期	CON_NP_REL	朝阳永续一致预期归母净利润季度环比
股东	holder_avgpctchange	户均持股比例的同比增长率
技术	MACD	经典技术指标(释义可参考百度百科)，长周期取 30 日，短周期取 10 日，计算 DEA 均线的周期(中周期)取 15 日
技术	DEA	
技术	DIF	
技术	RSI	经典技术指标，周期取 20 日
技术	PSY	经典技术指标，周期取 20 日
技术	BIAS	经典技术指标，周期取 20 日

资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

数据标注方法测试结果

分类和回归的对比

本节我们将对比以下两个模型：

1. XGBC：XGBoost 分类模型。
2. XGBR：XGBoost 回归模型。

单因子回归测试和 IC 测试

如果将机器学习模型的输出视为单因子，则可进行单因子测试。测试模型构建方法如下：

1. 股票池：全 A 股，剔除 ST 股票，剔除每个截面期下一交易日停牌的股票，剔除上市 3 个月以内的股票。
2. 回测区间：2011-01-31 至 2019-02-28。
3. 截面期：每个月月末，用当前截面期因子值与当前截面期至下个截面期内的个股收益进行回归和计算 RankIC 值。
4. 数据处理方法：对于分类模型，将模型对股票下期上涨概率的预测值视作单因子。对于回归模型，将回归预测值视作单因子。因子值为空的股票不参与测试。
5. 回归测试中采用加权最小二乘回归(WLS)，使用个股流通市值的平方根作为权重。IC 测试时对单因子进行行业市值中性。

reg factor return is cap weighted (sqrt of cw).

IC is size neutral.

我们使用不同的随机数种子进行了 100 次测试，测试所得指标的平均值如图表 12 所示，可以看出，XGBR 模型只在 RankIC 均值上稍低于 XGBC 模型，其他指标表现都比 XGBC 模型要好。

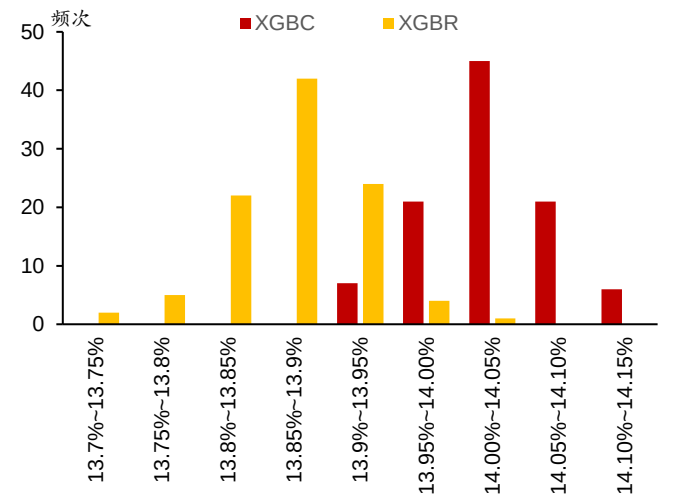
图表12： 100 次测试中两种模型在全 A 股的回归法、IC 值分析的平均结果汇总(回测期 20110131～20190228)

模型	|t|均值	|t|>2 占比	t 均值	因子收益率均值	RankIC 均值	RankIC 标准差	IC_IR	IC>0 占比
XGBC	5.38	83.92%	5.85	1.12%	14.02%	7.88%	1.780	97.89%
XGBR	5.58	84.78%	6.00	1.19%	13.87%	7.79%	1.781	97.94%

资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

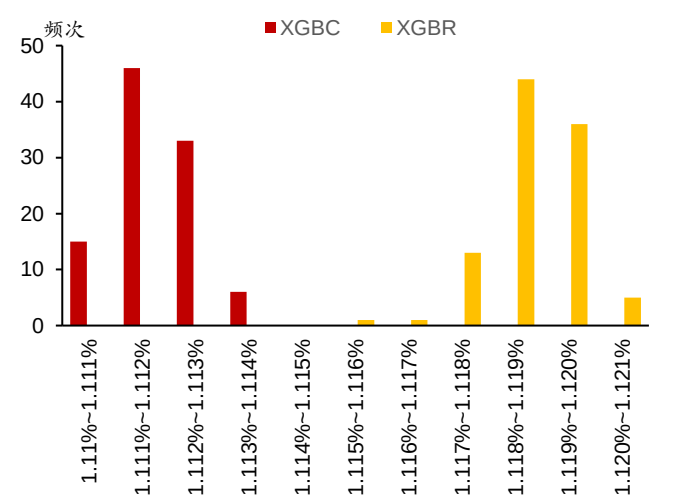
图表 13 和图表 14 展示了在 100 次测试中，两种模型的 RankIC 均值和因子收益率均值的分布情况。可见，两种模型的 RankIC 均值分布比较接近，但是从因子收益率均值分布上看，XGBR 模型完全优于 XGBC 模型。 XGBR is better for cap weight.

图表13： 100 次测试中两种模型的 RankIC 均值分布



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

图表14： 100 次测试中两种模型的因子收益率均值分布



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

单因子分层测试

依照因子值对股票进行打分，构建投资组合回测，是最直观的衡量因子优劣的手段。测试模型构建方法如下：

1. 股票池、回测区间、截面期均与回归法相同。
2. 换仓：在每个自然月最后一个交易日核算因子值，在下个自然月首个交易日按当日收盘价换仓，交易费用以双边千分之四计。
3. 分层方法：因子先用中位数法去极值，然后进行市值、行业中性化处理(方法论详见上一小节)，将股票池内所有个股按因子从大到小进行排序，等分 N 层，每层内部的个股等权配置。当个股总数目无法被 N 整除时采用任一种近似方法处理均可，实际上对分层组合的回测结果影响很小。
4. 多空组合收益计算方法：用 Top 组每天的收益减去 Bottom 组每天的收益，得到每日多空收益序列$r_1, r_2, \cdots, r_n$，则多空组合在第 n 天的净值等于$(1+r_1)(1+r_2)\cdots(1+r_n)$。

评价方法：全部 N 层组合年化收益率(观察是否单调变化)，多空组合的年化收益率、夏普比率、最大回撤、月胜率等。

我们使用不同的随机数种子进行了 100 次测试，分层测试指标的平均值如图表 15 所示，两种模型的 TOP 组合年化收益率、多空组合年化收益率和多空组合夏普比率都比较接近。

图表15： 100 次测试中两种模型在全 A 股的分层测试法的平均结果汇总(分五层，回测期 20110131～20190228)

模型	分层组合 1～5(从左到右)年化收益率					多空组合年化收益率	多空组合最大回撤	多空组合夏普比率	多空组合月胜率	TOP 组合月均双边换手率
XGBC	20.25%	10.77%	6.30%	0.25%	-13.60%	38.31%	5.07%	5.67	92.97%	99.72%
XGBR	20.20%	10.75%	5.92%	0.73%	-13.90%	39.01%	4.48%	5.70	93.76%	102.67%

资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

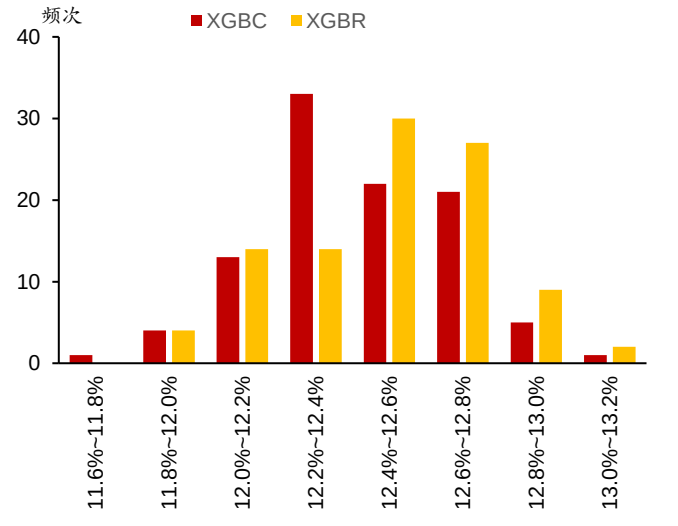
另外，我们详细对比了两种模型分层测试的 TOP 组合的表现(图表 16)，两种模型表现不相上下，总体来看各项指标都比较接近。图表 17 和图表 18 展示了在 100 次测试中，两种模型的年化超额收益率均值和信息比率均值的分布情况。

图表16： 100 次测试中两种模型 TOP 组合绩效的平均结果(分五层，回测期 20110131～20190228)

模型	年化收益率	年化波动率	夏普比率	最大回撤	年化超额收益率	年化跟踪误差	超额收益最大回撤	信息比率	Calmar 比率	相对基准月胜率
XGBC	20.25%	27.00%	0.75	46.79%	12.41%	2.87%	2.14%	4.33	5.84	86.10%
XGBR	20.20%	27.40%	0.74	47.13%	12.49%	2.90%	2.07%	4.31	6.15	85.66%
基准组合	6.95%	26.93%	0.26	62.97%						

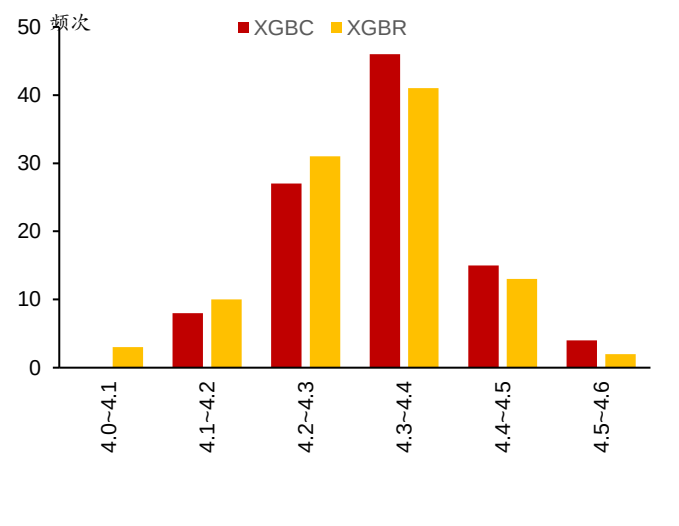
资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

图表17： 100 次测试中两种模型的 TOP 组合年化超额收益率分布



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

图表18： 100 次测试中两种模型的 TOP 组合信息比率分布



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

构建策略组合及回测分析

基于 XGBC 和 XGBR 模型，我们构建了相对于中证 500 的行业、市值中性全 A 选股策略并进行回测，图表 19 中展示了 100 次测试的平均结果。图表 19 从左至右的各列对应不同的个股权重偏离上限。可见，XGBR 相比 XGBC 在信息比率上有稳定优势。在其他指标上，XGBR 和 XGBC 的表现不相上下。

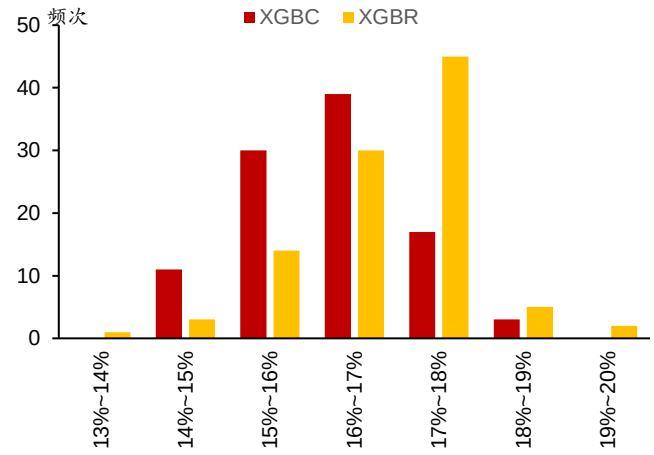
图表19： 100 次测试中两种模型构建全 A 选股策略回测指标的平均值对比(回测期 20110131～20190228)

模型选择	个股权重偏离上限(从左至右：0.3%,0.5%,1%,1.5%,2%,3%,5%)						
	全 A 选股，基准为中证 500(行业中性、市值中性)						
	年化超额收益率						
XGBC	14.13%	15.28%	16.32%	16.41%	16.23%	16.16%	15.61%
XGBR	13.94%	15.04%	16.06%	16.62%	16.85%	17.03%	17.10%
	超额收益最大回撤						
XGBC	3.61%	3.99%	4.60%	5.46%	6.04%	6.80%	7.62%
XGBR	3.34%	3.91%	5.06%	5.99%	6.65%	7.73%	8.67%
	信息比率						
XGBC	3.27	3.15	2.90	2.70	2.53	2.35	2.08
XGBR	3.29	3.16	2.92	2.77	2.63	2.41	2.17
	Calmar 比率						
XGBC	3.94	3.86	3.58	3.04	2.73	2.42	2.10
XGBR	4.21	3.90	3.24	2.84	2.59	2.26	2.02

资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

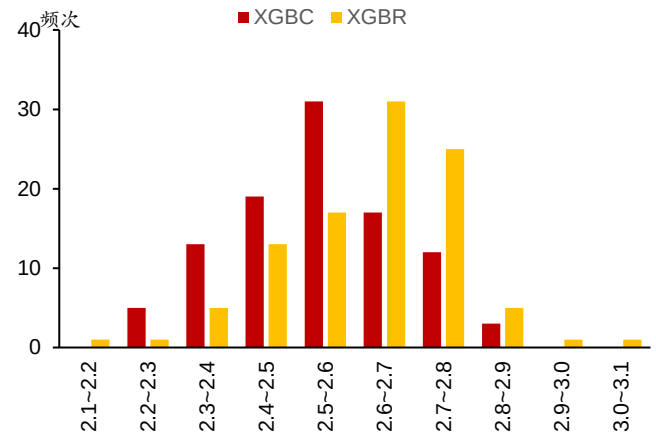
当个股权重偏离上限为 2%时，图表 20 和图表 21 展示了在 100 次测试中，两种模型的年化超额收益率和信息比率的分布情况。该情况下，XGBR 的表现优于 XGBC。

图表20： 100 次测试中两种模型的全 A 选股年化超额收益率分布



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

图表21： 100 次测试中两种模型的全 A 选股信息比率分布



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

按超额收益率回归和按夏普比率回归的对比

本节我们将对比以下两个模型：

1. XGBR：XGBoost 回归模型，以个股相对中证 500 的超额收益率为标签。
2. XGBR-Sharpe：XGBoost 回归模型，以个股的夏普比率为标签。

由于单因子测试中的回归测试和 IC 测试是对个股收益进行回归或求 IC 值，而 XGBR-Sharpe 模型是对个股夏普比率进行预测，所以对其进行回归测试和 IC 测试意义不大，本节将只进行单因子分层测试和构建策略组合回测，并重点关注测试中的夏普比率指标。

单因子分层测试

我们使用不同的随机数种子进行了 100 次测试，分层测试指标的平均值如图表 22 所示，XGBR-Sharpe 的多空组合夏普比率更高。另外，我们详细对比了两种模型分层测试的 TOP 组合的表现(图表 23)，XGBR-Sharpe 的 TOP 组合夏普比率更高，分析夏普比率提升的原因，XGBR-Sharpe 模型主要是在年化收益率上表现更好，在年化波动率上表现则没有优势。

图表22： 100 次测试中两种模型在全 A 股的分层测试法的平均结果汇总(分五层，回测期 20110131～20190228)

模型	分层组合 1～5(从左到右)年化收益率					多空组合年化收益率	多空组合最大回撤	多空组合夏普比率	多空组合月胜率	TOP 组合月均双边换手率
XGBR	20.20%	10.75%	5.92%	0.73%	-13.90%	39.01%	4.48%	5.70	93.76%	102.67%
XGBR-Sharpe	20.28%	10.81%	6.32%	0.25%	-13.90%	39.18%	4.28%	5.91	94.48%	101.64%

资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

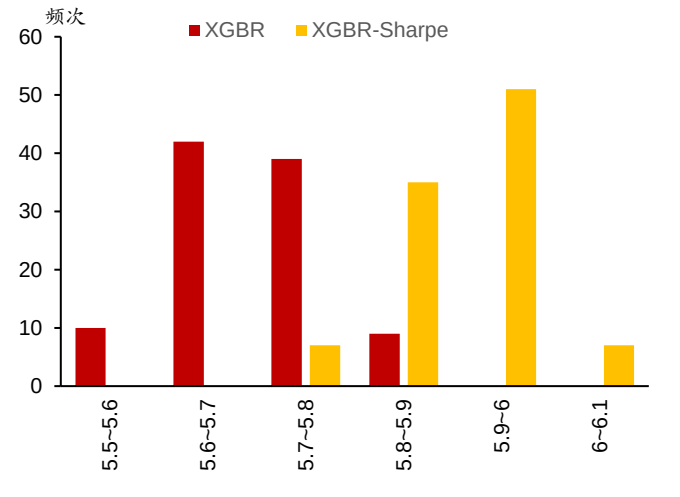
图表23： 100 次测试中两种模型 TOP 组合绩效的平均结果(分五层，回测期 20110131～20190228)

模型	年化收益率	年化波动率	夏普比率	最大回撤	年化超额收益率	年化跟踪误差	超额收益最大回撤	信息比率	Calmar 比率	相对基准月胜率
XGBR	20.20%	27.40%	0.737	47.13%	12.49%	2.90%	2.07%	4.31	6.15	85.66%
XGBR-Sharpe	20.28%	27.41%	0.740	47.08%	12.57%	2.94%	2.25%	4.28	5.66	85.36%
基准组合	6.95%	26.93%	0.26	62.97%						

资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

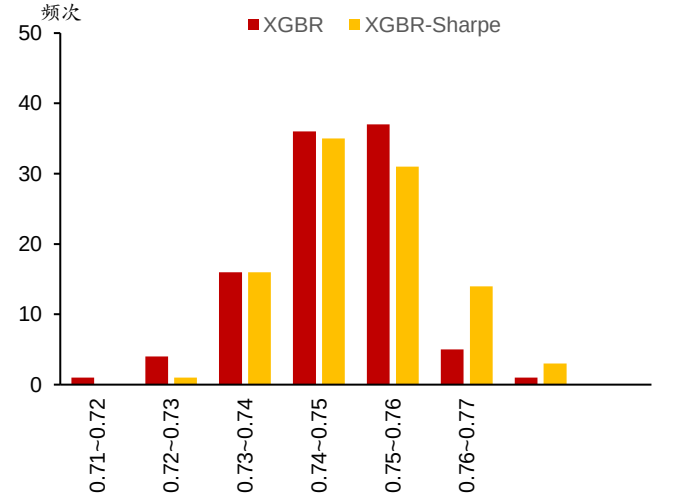
图表 24 和图表 25 展示了在 100 次测试中，两种模型的多空组合夏普比率和 TOP 组合夏普比率的分布情况。

图表24： 100 次测试中两种模型的多空组合夏普比率分布



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

图表25： 100 次测试中两种模型的 TOP 组合夏普比率分布



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

构建策略组合及回测分析

基于 XGBR 和 XGBR-Sharpe 模型，我们构建了相对于中证 500 的行业、市值中性全 A 选股策略并进行回测，图表 26 中展示了 100 次测试的平均结果。可见，XGBR-Sharpe 相比 XGBR 在夏普比率上有比较稳定的优势。分析夏普比率提升的原因，XGBR-Sharpe 模型主要是在年化收益率上表现更好，在年化波动率上则没有优势。

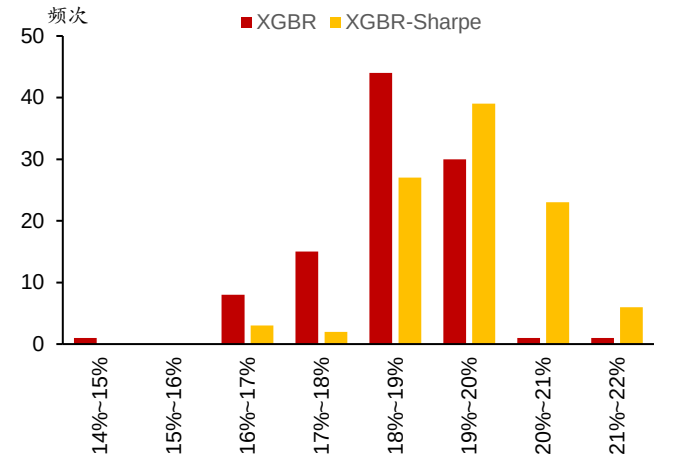
图表26： 100 次测试中两种模型构建全 A 选股策略回测指标的平均值对比(回测期 20110131～20190228)

模型选择	个股权重偏离上限(从左至右：0.3%,0.5%,1%,1.5%,2%,3%,5%)						
	全 A 选股，基准为中证 500(行业中性、市值中性)						
	夏普比率						
XGBR	0.59	0.64	0.68	0.70	0.71	0.71	0.71
XGBR-Sharpe	0.61	0.66	0.71	0.74	0.74	0.72	0.71
	年化收益率						
XGBR	15.46%	16.62%	17.67%	18.26%	18.50%	18.70%	18.81%
XGBR-Sharpe	15.73%	17.12%	18.44%	19.27%	19.44%	19.03%	18.73%
	年化波动率						
XGBR	26.05%	26.01%	26.08%	26.13%	26.19%	26.32%	26.42%
XGBR-Sharpe	25.98%	25.96%	26.07%	26.14%	26.23%	26.33%	26.44%
	信息比率						
XGBR	3.29	3.16	2.92	2.77	2.63	2.41	2.17
XGBR-Sharpe	3.33	3.23	2.97	2.84	2.69	2.41	2.14

资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

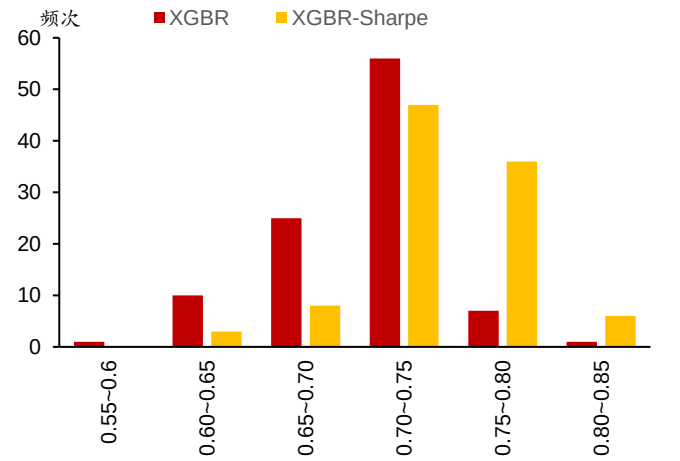
当个股权重偏离上限为 2%时，图表 27 和图表 28 展示了在 100 次测试中，两种模型的年化收益率和夏普比率的分布情况。该情况下，XGBR-Sharpe 的表现优于 XGBR。

图表27： 100 次测试中两种模型的全 A 选股年化收益率分布



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

图表28： 100 次测试中两种模型的全 A 选股夏普比率分布



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

按超额收益率回归和按信息比率回归的对比

本节我们将对比以下两个模型：

1. XGBR：XGBoost 回归模型，以个股相对中证 500 的超额收益率为标签。
2. XGBR-IR：XGBoost 回归模型，以个股的信息比率(基准为中证 500)为标签。

由于单因子测试中的回归测试和 IC 测试是对个股收益进行回归或求 IC 值，而 XGBR-IR 模型是对个股夏普比率进行预测，所以对其进行回归测试和 IC 测试意义不大。另外，单因子分层测试中所计算的信息比率的基准是全 A 等权组合，与 XGBR-IR 的标签所使用的信息比率基准(中证 500)不同，因此对其进行分层测试也意义不大。所以本节只进行构建策略组合回测，并重点关注测试中的信息比率指标。

构建策略组合及回测分析

基于 XGBR 和 XGBR-IR 模型，我们构建了相对于中证 500 的行业、市值中性全 A 选股策略并进行回测，图表 29 中展示了 100 次测试的平均结果。可见，当个股权重偏离上限较大时，XGBR-IR 相比 XGBR 在信息比率上有稳定的优势。分析信息比率提升的原因，XGBR-IR 模型主要是在年化超额收益率上表现更好，而在跟踪误差上表现不如 XGBR，在超额收益最大回撤上表现也不如 XGBR。

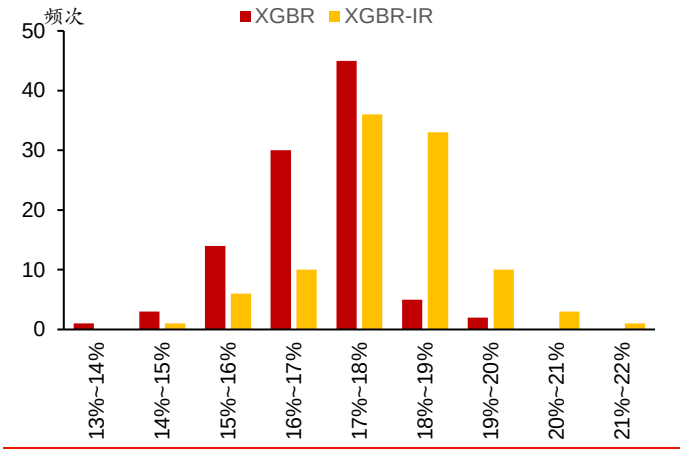
图表29： 100 次测试中两种模型构建全 A 选股策略回测指标的平均值对比(回测期 20110131～20190228)

模型选择	个股权重偏离上限(从左至右：0.3%,0.5%,1%,1.5%,2%,3%,5%)						
	全 A 选股，基准为中证 500(行业中性、市值中性)						
	信息比率						
XGBR	3.29	3.16	2.92	2.77	2.63	2.41	2.17
XGBR-IR	3.21	3.15	3.00	2.87	2.71	2.46	2.19
	年化超额收益率						
XGBR	13.94%	15.04%	16.06%	16.62%	16.85%	17.03%	17.10%
XGBR-IR	13.83%	15.28%	16.94%	17.75%	17.91%	17.86%	17.71%
	跟踪误差						
XGBR	4.23%	4.75%	5.49%	6.00%	6.41%	7.07%	7.87%
XGBR-IR	4.31%	4.85%	5.65%	6.18%	6.60%	7.26%	8.08%
	超额收益最大回撤						
XGBR	3.34%	3.91%	5.06%	5.99%	6.65%	7.73%	8.67%
XGBR-IR	4.19%	4.77%	5.58%	6.26%	7.19%	8.70%	9.67%

资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

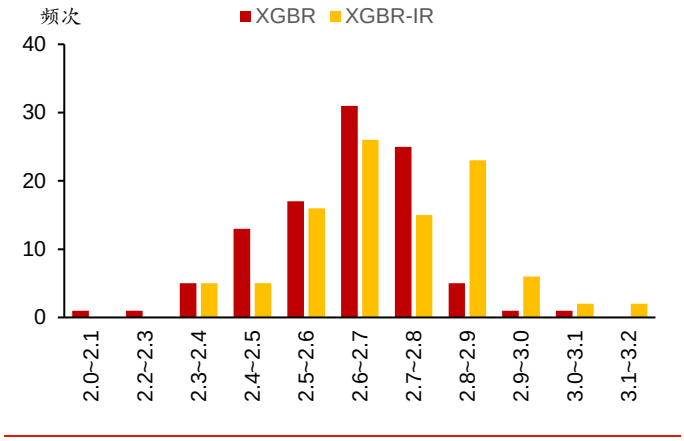
当个股权重偏离上限为 2%时，图表 30 和图表 31 展示了在 100 次测试中，两种模型的年化超额收益率和信息比率的分布情况。该情况下，XGBR-IR 的表现优于 XGBR。

图表30： 100 次测试中两种模型的全 A 选股年化超额收益率分布



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

图表31： 100 次测试中两种模型的全 A 选股信息比率分布



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

按超额收益率回归和按 Calmar 比率回归的对比

本节我们将对比以下两个模型：

1. XGBR：XGBoost 回归模型，以个股相对中证 500 的超额收益率为标签。
2. XGBR-Calmar：XGBoost 回归模型，以个股的 Calmar 比率(基准为中证 500)为标签。

由于单因子测试中的回归测试和 IC 测试是对个股收益进行回归或求 IC 值，而 XGBR-Calmar 模型是对个股 Calmar 比率进行预测，所以对其进行回归测试和 IC 测试意义不大。另外，单因子分层测试中所计算的 Calmar 的基准是全 A 等权组合，与 XGBR-Calmar 的标签所使用的 Calmar 比率基准(中证 500)不同，因此对其进行分层测试也意义不大。所以本节只进行构建策略组合回测，并重点关注测试中的 Calmar 比率指标。

构建策略组合及回测分析

基于 XGBR 和 XGBR-Calmar 模型，我们构建了相对于中证 500 的行业、市值中性全 A 选股策略并进行回测，图表 32 中展示了 100 次测试的平均结果。可见，当个股权重偏离上限较大时，XGBR-Calmar 相比 XGBR 在 Calmar 比率上有稳定的优势。分析 Calmar 比率提升的原因，XGBR-Calmar 模型主要是在年化超额收益率上表现更好，在超额收益最大回撤上优势并不明显。

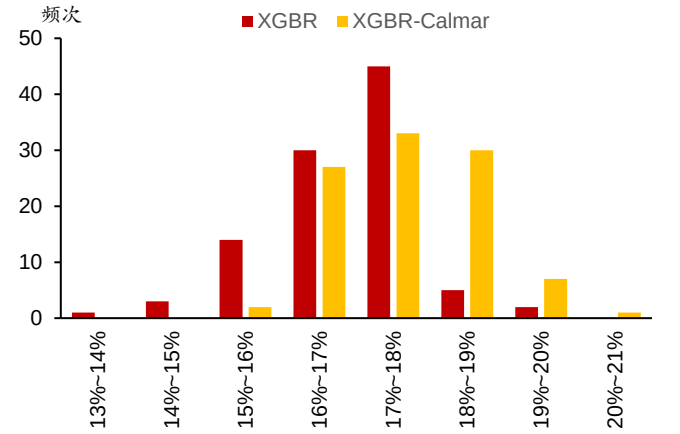
图表32： 100 次测试中两种模型构建全 A 选股策略回测指标的平均值对比(回测期 20110131～20190228)

模型选择	个股权重偏离上限(从左至右：0.3%,0.5%,1%,1.5%,2%,3%,5%)						
	全 A 选股，基准为中证 500(行业中性、市值中性)						
	Calmar 比率						
XGBR	4.21	3.90	3.24	2.84	2.59	2.26	2.02
XGBR-Calmar	3.66	3.65	3.35	3.03	2.74	2.43	2.18
	年化超额收益率						
XGBR	13.94%	15.04%	16.06%	16.62%	16.85%	17.03%	17.10%
XGBR-Calmar	14.23%	15.71%	17.22%	17.71%	17.64%	17.44%	17.66%
	超额收益最大回撤						
XGBR	3.34%	3.91%	5.06%	5.99%	6.65%	7.73%	8.67%
XGBR-Calmar	3.91%	4.33%	5.19%	5.91%	6.54%	7.34%	8.34%
	信息比率						
XGBR	3.29	3.16	2.92	2.77	2.63	2.41	2.17
XGBR-Calmar	3.22	3.13	2.90	2.72	2.55	2.31	2.11

资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

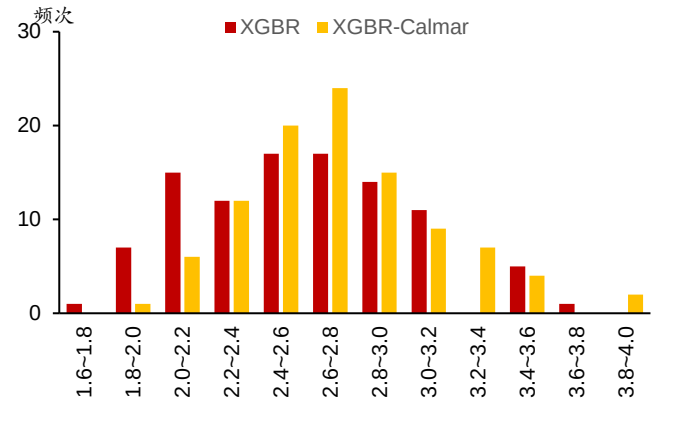
个股权重偏离上限为 2%时，图表 33 和图表 34 展示了在 100 次测试中，两种模型的年化超额收益率和 Calmar 比率的分布情况。该情况下，XGBR-Calmar 的表现优于 XGBR。

图表33： 100 次测试中两种模型的全 A 选股年化超额收益率分布



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

图表34： 100 次测试中两种模型的全 A 选股 Calmar 比率分布



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

不同数据标注方法所得模型集成的测试结果

本章中，我们将使用图表 6 中的测试流程进行模型集成的测试。在多因子 Alpha 模型中，信息比率和 Calmar 比率是两个重要的指标，我们将对以下三个模型进行集成得到模型 XGBR-Combine，并构建策略组合回测。

1. XGBR：XGBoost 回归模型，以相对中证 500 的超额收益率为标签。
2. XGBR-IR：XGBoost 回归模型，以个股的信息比率(基准为中证 500)为标签。
3. XGBR-Calmar：XGBoost 回归模型，以个股的 Calmar 比率(基准为中证 500)为标签。

构建策略组合及回测分析

基于上面提到的四个模型，我们构建了相对于中证 500 的行业、市值中性全 A 选股策略并进行回测，图表 35 中展示了 100 次测试的平均结果。可见，XGBR-Combine 模型综合了三个基模型的优点，在年化超额收益率、信息比率上都表现最好，在超额收益最大回撤、Calmar 比率上也有不错的表现。

图表35： 100 次测试中四种模型构建全 A 选股策略回测指标的平均值对比(回测期 20110131～20190228)

模型选择	个股权重偏离上限(从左至右：0.3%,0.5%,1%,1.5%,2%,3%,5%)						
	全 A 选股，基准为中证 500(行业中性、市值中性)						
	年化超额收益率						
XGBR	13.94%	15.04%	16.06%	16.62%	16.85%	17.03%	17.10%
XGBR-IR	13.83%	15.28%	16.94%	17.75%	17.91%	17.86%	17.71%
XGBR-Calmar	14.23%	15.71%	17.22%	17.71%	17.64%	17.44%	17.66%
XGBR-Combine	14.74%	16.08%	17.86%	18.10%	17.89%	17.99%	18.22%
	超额收益最大回撤						
XGBR	3.34%	3.91%	5.06%	5.99%	6.65%	7.73%	8.67%
XGBR-IR	4.19%	4.77%	5.58%	6.26%	7.19%	8.70%	9.67%
XGBR-Calmar	3.91%	4.33%	5.19%	5.91%	6.54%	7.34%	8.34%
XGBR-Combine	3.83%	4.16%	4.65%	5.43%	6.37%	7.73%	8.79%
	信息比率						
XGBR	3.29	3.16	2.92	2.77	2.63	2.41	2.17
XGBR-IR	3.21	3.15	3.00	2.87	2.71	2.46	2.19
XGBR-Calmar	3.22	3.13	2.90	2.72	2.55	2.31	2.11
XGBR-Combine	3.39	3.31	3.16	2.95	2.74	2.52	2.28
	Calmar 比率						
XGBR	4.21	3.90	3.24	2.84	2.59	2.26	2.02
XGBR-IR	3.32	3.22	3.08	2.88	2.53	2.11	1.88
XGBR-Calmar	3.66	3.65	3.35	3.03	2.74	2.43	2.18
XGBR-Combine	3.87	3.89	3.87	3.35	2.84	2.38	2.13

资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

另外，我们对比了图表 35 中回测指标在 100 次测试中的标准差，以衡量各个模型表现的稳定性，结果展示在图表 36 中。从图表 36 可以看出 XGBR-Combine 的 4 个回测指标的标准差都比较小，说明其在 100 次测试中受随机性的干扰程度最小，表现最为稳定。

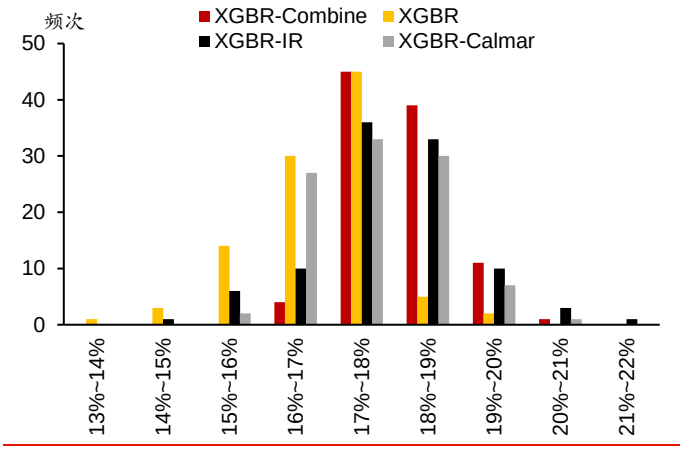
图表36： 100 次测试中四种模型构建全 A 选股策略回测指标的标准差对比(回测期 20110131～20190228)

模型选择	个股权重偏离上限(从左至右：0.3%,0.5%,1%,1.5%,2%,3%,5%)						
	全 A 选股，基准为中证 500(行业中性、市值中性)						
	年化超额收益率(标准差)						
XGBR	0.37%	0.50%	0.66%	0.78%	0.99%	1.21%	1.33%
XGBR-IR	0.36%	0.42%	0.72%	1.03%	1.18%	1.34%	1.58%
XGBR-Calmar	0.38%	0.49%	0.76%	0.92%	1.00%	1.33%	1.77%
XGBR-Combine	0.27%	0.30%	0.56%	0.71%	0.78%	0.96%	1.20%
	超额收益最大回撤(标准差)						
XGBR	0.32%	0.44%	0.72%	0.93%	0.94%	1.15%	1.23%
XGBR-IR	0.34%	0.35%	0.64%	0.69%	0.86%	1.40%	1.61%
XGBR-Calmar	0.24%	0.33%	0.47%	0.57%	0.80%	1.08%	1.30%
XGBR-Combine	0.25%	0.31%	0.39%	0.42%	0.68%	1.16%	1.44%
	信息比率(标准差)						
XGBR	8.82%	10.87%	11.52%	12.18%	14.83%	17.03%	16.51%
XGBR-IR	8.29%	8.58%	12.40%	15.81%	16.96%	18.03%	19.46%
XGBR-Calmar	8.54%	9.76%	12.50%	13.88%	14.21%	17.12%	19.88%
XGBR-Combine	5.86%	5.95%	9.71%	11.12%	11.62%	13.03%	14.56%
	Calmar 比率(标准差)						
XGBR	44.75%	46.40%	48.82%	48.16%	43.13%	40.91%	37.72%
XGBR-IR	30.07%	26.16%	40.22%	38.49%	36.81%	41.62%	37.67%
XGBR-Calmar	26.18%	32.22%	38.15%	36.14%	39.05%	42.76%	47.09%
XGBR-Combine	27.47%	32.21%	36.10%	29.52%	35.05%	39.62%	38.39%

资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

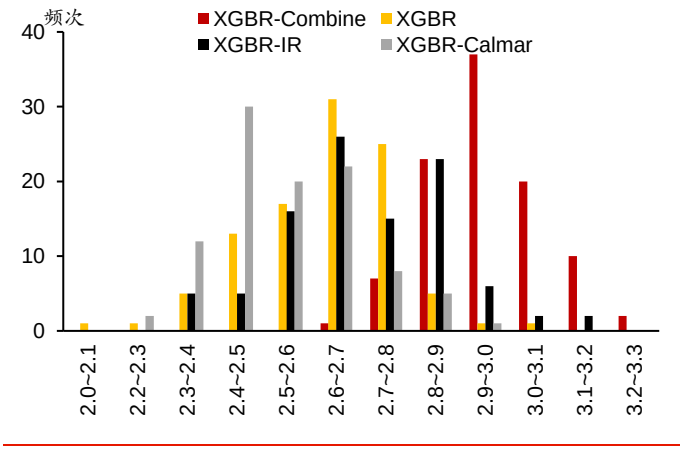
个股权重偏离上限为 2%时，图表 37 和图表 38 展示了在 100 次测试中，四种模型的年化超额收益率和信息比率的分布情况。从图表 37 和图表 38 也可以看出，XGBR-Combine 的回测指标分布最集中，表现最稳定。

图表37： 100 次测试中四种模型的全 A 选股年化超额收益率分布



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

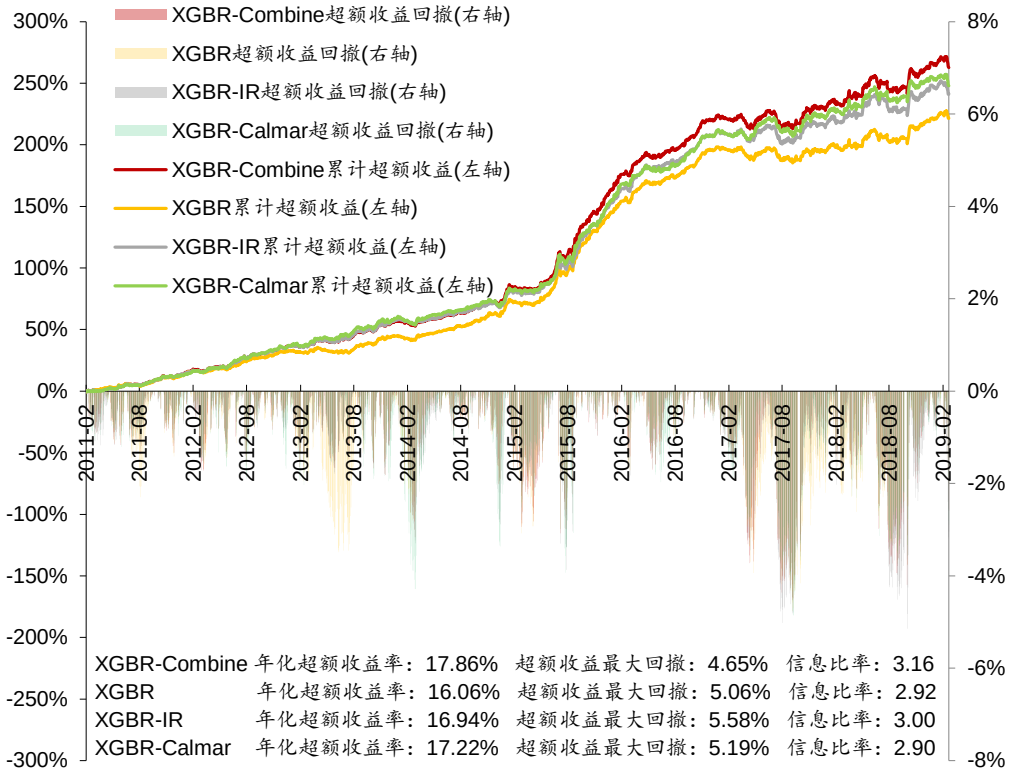
图表38： 100 次测试中四种模型的全 A 选股信息比率分布



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

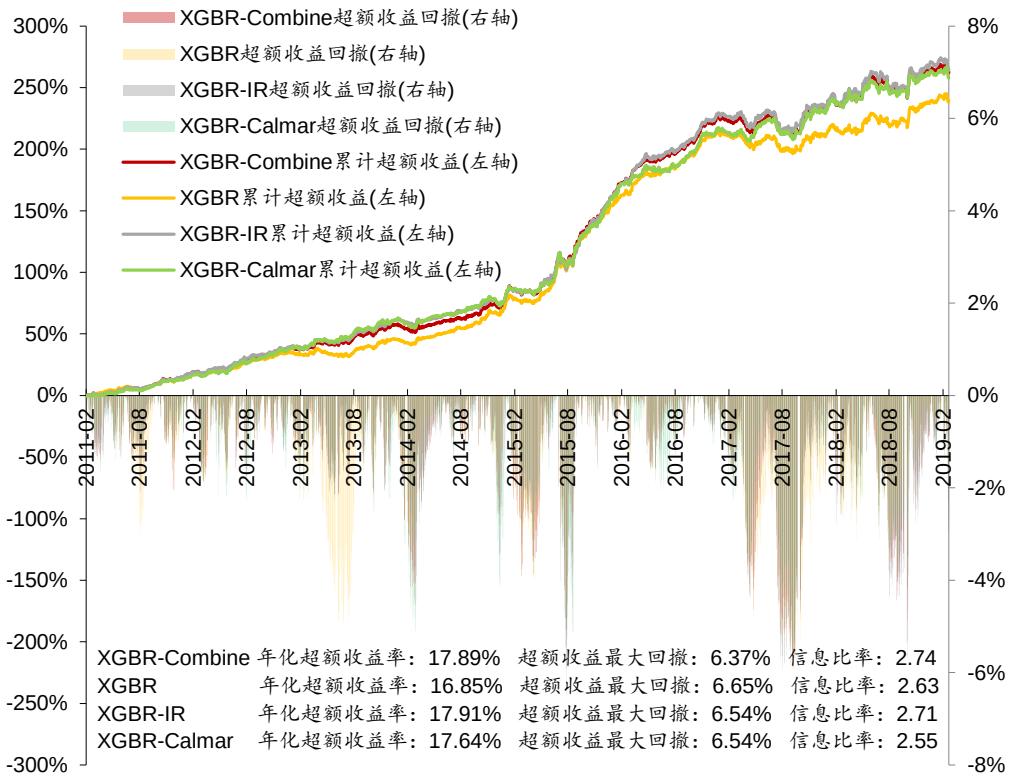
我们有选择性地展示四个模型的 100 次测试中的平均超额收益表现，如图表 39 和图表 40 所示。

图表39： 100 次测试中四种模型全 A 选股平均表现(个股权重偏离上限 1%，基准为中证 500)



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

图表40： 100 次测试中四种模型全 A 选股平均表现(个股权重偏离上限 2%，基准为中证 500)



资料来源：Wind，朝阳永续，华泰证券研究所

结论

在机器学习中，如何为训练样本进行数据标注是一个非常重要的话题。由于数据标注的结果(数据标签)会直接作用于监督学习的目标函数，因此不同的数据标注方法会使得监督学习得出不同的训练和预测结果。结合机器学习在多因子选股中的运用，本文列出了各种数据标注方法并进行系统的测试，得出以下结论：

1. 在机器学习模型的训练过程中，会有各种各样的步骤给模型带来随机性，如果本文仅对一系列数据标注方法进行单次测试，那么所得出的结果未必具有说服力。此时有必要进行多次对比测试来获得统计意义上的“确定结果”。在多次测试中，可以对模型设置不同的随机数种子，使得每次测试中模型的预测都有一定差别，最后我们统计对比模型构建策略的相应指标的分布情况，就能得到更具有说服力的结果。

2. 本文对比了全 A 股票池中，XGBoost 分类(XGBC)和回归(XGBR)的选股效果。单因子回归和 IC 测试中，XGBR 只在 RankIC 均值上稍低于 XGBC，其他指标表现都比 XGBC 要好。单因子分层测试的 TOP 组合中 XGBC 和 XGBR 的各项回测指标比较接近。本文还构建了相对于中证 500 的行业、市值中性全 A 选股策略并进行回测，XGBR 相比 XGBC 在信息比率上有稳定优势。在其他指标上，XGBR 和 XGBC 的表现不相上下。整体来看，XGBoost 回归的表现更好。

3. 本文还在全 A 股票池中测试了另外三种数据标注方法，使用夏普比率作为标签的模型(XGBR-Sharpe)，使用信息比率作为标签的模型(XGBR-IR)以及使用 Calmar 比率作为标签的模型(XGBR-Calmar)。整体来看，在对应的测试中，XGBR-Sharpe 比 XGBR 的夏普比率更高，XGBR-IR 比 XGBR 的信息比率更高，XGBR-Calmar 比 XGBR 的 Calmar 比率更高。三种数据标注方法的回测表现和它们各自所设定的学习目标相匹配，结果整体符合预期。

4. 机器学习领域中可以采用模型等权集成的方式以充分体现不同模型的优点。我们将 XGBR，XGBR-IR，XGBR-Calmar 三个模型集成得到 XGBR-Combine 并构建了相对于中证 500 的行业、市值中性全 A 选股策略，回测结果中，XGBR-Combine 综合了三个基模型的优点，在年化超额收益率(14.74%~18.22%)、信息比率(2.28~3.39)上都表现最好，在超额收益最大回撤(3.83%~8.79%)、Calmar 比率(2.13~3.87)上也有不错的表现。同时，XGBR-Combine 的以上 4 个回测指标的标准差都比较小，说明其在多次测试中受随机性的干扰程度最小，表现最为稳定。

风险提示

通过人工智能模型构建的选股策略是历史经验的总结，存在失效的可能。人工智能模型可解释程度较低，使用须谨慎。

免责申明

评级说明

行业评级体系

一报告发布日后的 6 个月内的行业涨跌幅相对同期的沪深 300 指数的涨跌幅为基准；

一投资建议的评级标准

增持行业股票指数超越基准

中性行业股票指数基本与基准持平

减持行业股票指数明显弱于基准

公司评级体系

一报告发布日后的 6 个月内的公司涨跌幅相对同期的沪深 300 指数的涨跌幅为基准；

一投资建议的评级标准

买入股价超越基准 20%以上

增持股价超越基准 5%-20%

中性股价相对基准波动在-5%~5%之间

减持股价弱于基准 5%-20%

卖出股价弱于基准 20%以上

华泰证券研究

南京

南京市建邺区江东中路 228 号华泰证券广场 1 号楼/邮政编码：210019

电话：86 25 83389999 /传真：86 25 83387521

电子邮件：ht-rd@htsc.com

北京

北京市西城区太平桥大街丰盛胡同 28 号太平洋保险大厦 A 座 18 层

邮政编码：100032

电话：86 10 63211166/传真：86 10 63211275

电子邮件：ht-rd@htsc.com

深圳

深圳市福田区益田路 5999 号基金大厦 10 楼/邮政编码：518017

电话：86 755 82493932 /传真：86 755 82492062

电子邮件：ht-rd@htsc.com

上海

上海市浦东新区东方路 18 号保利广场 E 栋 23 楼/邮政编码：200120

电话：86 21 28972098 /传真：86 21 28972068

电子邮件：ht-rd@htsc.com